4Д

УДК 681.327

А.А. Дудкин
Объединенный институт проблем информатики НАН Беларуси, г. Минск
doudkin@newman.bas-net.by

Неокогнитрон для распознавания объектов топологии интегральных микросхем*

С целью улучшения характеристик обработки информации и точности распознавания проводится анализ структуры НС «неокогнитрон» и описывается выбор архитектуры разработанной многослойной НС, которая реализует многоуровневый процесс распознавания объектов топологии интегральных микросхем.

При обработке визуальной информации в различных предметных областях имеет место задача распознавания в условиях неполной и нечеткой информации. Наиболее подходят для ее решения нейросетевые технологии, нейроннная сеть (НС) при этом выступает в роли классификатора [1-4].

Отличительными особенностями задач обработки, анализа и идентификации изображений топологии интегральных микросхем (ИС) являются следующие. Во-первых, информация об объекте представляется совокупностью изображений топологических слоев, число которых доходит до 30. Во-вторых, каждое изображение, представляющее собой информацию об одном слое, может содержать и информацию о смежных слоях изделия. В-третьих, изображения характеризуются наличием мешающего фона, а также неопределенностью положения и ориентации отдельных элементов, приводящими к большой избыточности. В-четвертых, изображения, полученные в оптическом диапазоне, содержат, как правило, очень большой объем информации, которую необходимо переработать для их идентификации, выявления различий и принятия решений. Все это обусловливает жесткость требований к системам визуального контроля и идентификации по разрешающей способности и производительности.

Наиболее подходящим для этой цели является неокогнитрон [5], который представляет собой многоуровневую НС, состоящую из каскадного соединения слоев нейронов. В основе его работы лежит принцип иерархической обработки, обеспечивающий извлечение инвариантных признаков [6], [7]. Распознаваемый образ подается на входной слой НС и далее послойно обрабатывается последующими ее слоями, при этом нейроны из более глубокого слоя распознают более сложные признаки образа. Обработка обычно осуществляется в два этапа: сначала извлекаются признаки, затем достигается их инвариантность пространственным объединением. Для любого признака извлекается ряд значений с идентичными размерами рецепторных областей, но распределенными по входному слою. Это достигается путем разделения весовых коэффициентов между нейронами одного типа, выделяющими одинаковый признак. Объединение значений активностей соседних нейронов, чувствительных к одному и тому же локальному признаку в различных местоположениях, приводит к отклику на определенный признак, который инвариантен к местным изменениям.

Концепция нейросетевой обработки и идентификации видеоизображений предполагает использование следующих подходов к обработке изображений топологических слоев ИС [8]: 1) проблемно-ориентированной предварительной обработки, сохраняющей информационные признаки топологических объектов; 2) выделения (идентификации) объекта на изображении для нейросетевой обработки за счет использования инфор-

*Работа частично поддержана Белорусским республиканским фондом фундаментальных исследований, проект № Т08-236.

мации об иерархии признаков; 3) использования набора классификаторов, в котором по результатам классификации на тестовой выборке производится выбор модели классификатора для обработки всех изображений.

В данной статье рассмотрена реализация третьего подхода на примере неокогнитрона. Обобщая сущность структурных и алгоритмических решений, применяемых в неокогнитроне, можно отметить следующее.

1. Во всех идентифицируемых изображениях выделяют два типа признаков: простые, присущие всем изображениям (линии, точки пересечения линий); комплексные, присущие только определенному классу изображений (например, определенная пространственно-геометрическая комбинация простых признаков).

2. В соответствии с критерием сложности все признаки образуют иерархию, где каждый уровень объединяет признаки одной сложности. Первый уровень составляют простые признаки. Каждый следующий уровень является более сложным, и его признаки образуются путем пространственно-геометрической комбинации признаков предыдущего уровня.

3. Строится многослойная сеть, где количество слоев совпадает с количеством уровней сложности. Нейроны в слое делятся на группы, соответствующие признакам, выделяемым на данной слое. Функция отдельной группы заключается в обнаружении (выделении) соответствующего признака на всем изображении, т.е. значение активности нейронов группы формирует карту распределения признака на изображении. Для обеспечения инвариантности сети к небольшим сдвигам признаков (искажениям типа «смещение») дополнительно вводятся обобщающие слои, которые дублируют карты распределения признаков соответствующих им подслоев, при этом каждый обнаруженный признак «размазывается» по некоторой его окрестности.

4. Идентификация образа производится путем последовательной активации слоев: от слоя, выделяющего простые признаки, до слоя, выделяющего признаки всего образа в целом.

Таким образом, при создании неокогнитрона для решения задачи классификации необходимо определить: способ выделения признаков и структуру НС.

Способ выделения признаков и обучение сети

В основе правила активации нейронов лежит метод сравнения матриц яркостей изображений, который позволяет сравнивать матрицы с нечетким позиционированием соответствующих элементов матриц и основывается на расчете геометрических и яркостных искажений по набору изображений объекта [9], [10]. Особенностью данного правила активации является инвариантность результатов сравнения к локальным искажениям формы объекта. В качестве правила обучения (правила модификации коэффициентов) используется функция нечеткого динамического среднего.

В рассматриваемой здесь постановке задачи распознавания предполагается, что существует набор шаблонов изображений. Следовательно, имея такой набор образцов, необходимо разработать метод автоматической генерации обучающего множества для каждого слоя сети. Для каждого слоя сети можно определить размеры проекции рецепторного поля нейрона на входной слой сети. На рис. 1 изображена проекция рецепторного поля нейрона из второго на входной слой сети для случая одномерных входных данных.

Таким образом, для одного обучающего изображения получим K обучающих изображений для некоторого i-го слоя сети: $K = N_{in} - N_i + 1$, где N_{in} – размер входных данных; N_i – размер проекции рецепторного поля i-го слоя сети.

Обозначим через F среднюю частоту смены уровня яркости изображения, для которой соседние точки изображения считаются принадлежащими одному уровню. Теперь радиус геометрических искажений R зададим как $R = [0{,}3 \times 1/F]$, где [ ] – операция взятия ближайшего целого. Будем считать, что обучающие данные для i-го слоя сети являются информативными, если выполняется условие: $F_{in}/F_k \le 0{,}8$ или $F_{in}/F_k \ge 1{,}25$.

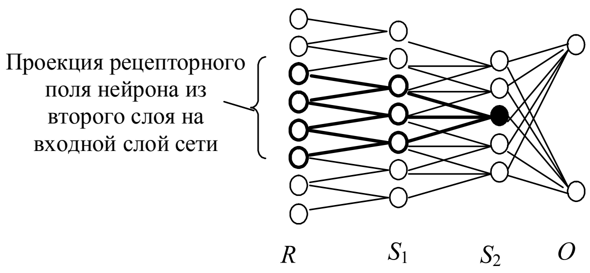


Рисунок 1 – Метод построения проекции рецепторного поля

После построения обучающего множества для каждого слоя задача обучения слоя сводится к задаче кластеризации входных данных слоя, получаемых из обучающего множества.

В связи с тем, что входящие в одну группу нейроны имеют одинаковые матрицы весовых коэффициентов, всю группу можно представить в виде одного нейрона, а слой – в виде однослойной НС, в которой каждый нейрон соответствует одной из групп. Для обучения такой сети будем использовать алгоритм кластеризации, где каждый кластер будет соответствовать одному нейрону. После обучения сети будем использовать такую НС как прототип для построения искомого слоя в многослойной сети, где количество нейронов в прототипе будет соответствовать количеству групп, а весовые коэффициенты нейронов из прототипа – весовым коэффициентам у нейронов из соответствующих групп.

Функция активации нейрона, а также информативность обучающей выборки сильно зависят от параметра *B*, определяющего максимально допустимое расстояние между значениями яркости двух пикселей изображения, которые считаются экви валентными. Для устранения этого недостатка предложена новая функция активации нейрона [8], которая позволяет отказаться от подбора параметра *B*.

В качестве обучающих и тестовых данных для рассмотренной выше модели НС использовались изображения слоя металлизации ИС (пример дан на рис. 2). В частности, сеть обучалась на распознавание контактных окон.

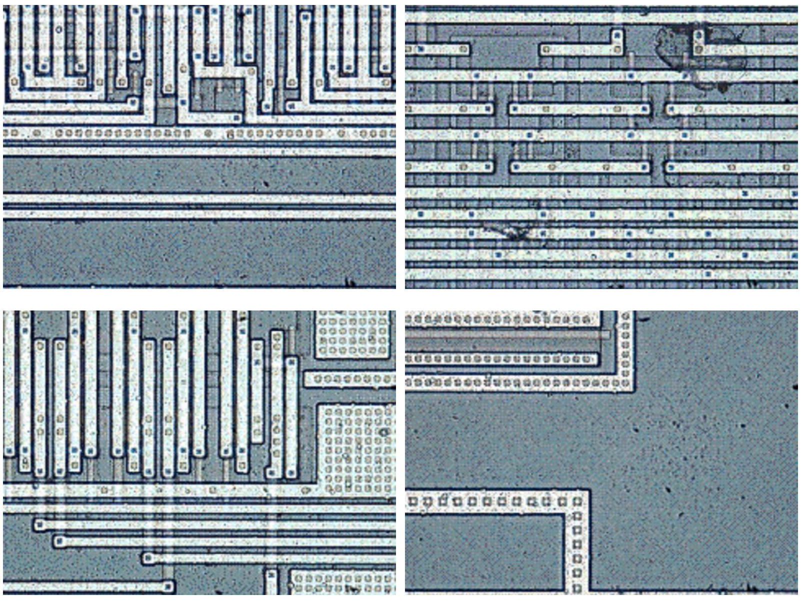


Рисунок 2 – Фрагменты ИС с обучающими и тестовыми данными

На изображениях слоя металлизации можно выделить два вида контактных окон, которые имеют приблизительно одинаковый размер. Пример обучающих изображений показан на рис. 3.



а) *б)*

Рисунок 3 – Пример исходных обучающих изображений:
а) первый тип; *б)* второй тип

Генерация обучающего множества для первого слоя НС на примере одного обучающего изображения показана на рис. 4.

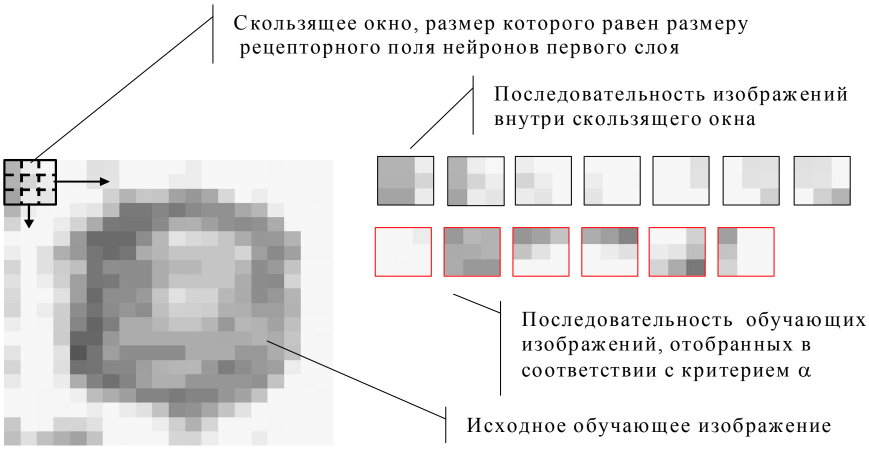


Рисунок 4 – Генерация обучающего множества слоя

После построения обучающего множества для каждого слоя решается задача кластеризации входных данных слоя, к которой сводится задача обучения слоя. На примере (рис. 5) обученной двухслойной НС значения весовых коэффициентов нейронов $S_{i,\,j}$ отображены яркостью пикселей соответствующих изображений, где i – номер слоя; a$_j$ – номер нейрона.

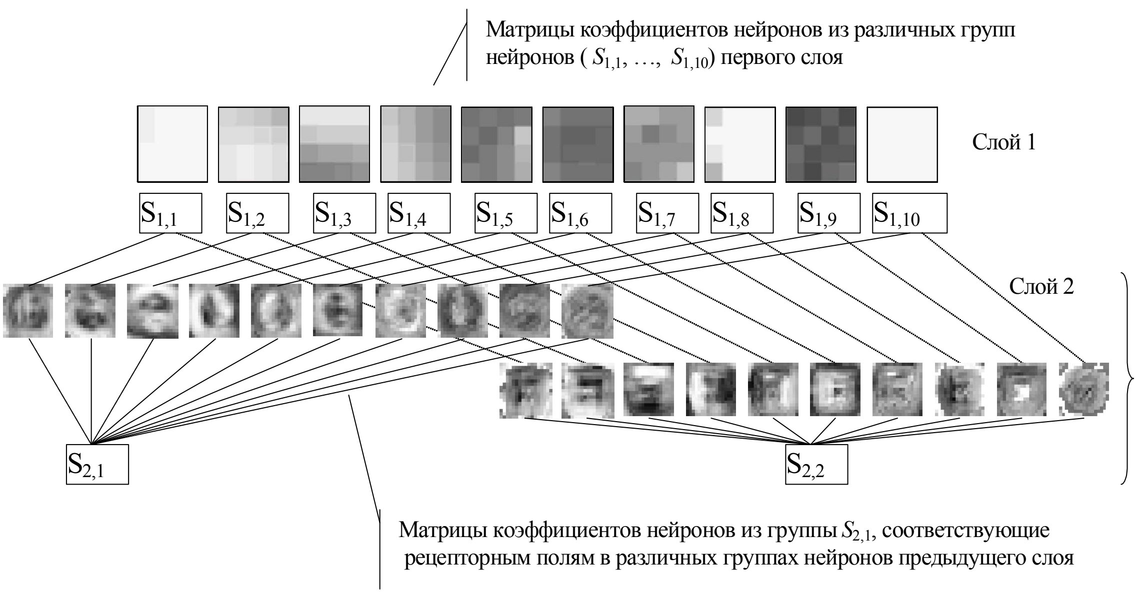


Рисунок 5 – Результат обучения двухслойной НС

Выбор архитектуры НС

Поиск лучшей архитектуры НС осуществлялся следующим методом. Для различных вариантов архитектуры сети она обучалась на обучающем множестве, затем тестировалась на тестовом множестве для обучения. По результатам тестов выбиралась лучшая архитектура. Чтобы сравнить качество распознавания в целом, проводилось тестирование классификатора (табл. 1), основанного на стандартном корреляционном методе идентификации. В первом столбце приведены следующие условные названия архитектур тестируемых НС:

корреляция – НС, реализующая корреляционную модель классификации;

23×23 – однослойная нейронная сеть с радиусом геометрических искажений $R = 1$, определяющим максимально допустимое смещение пикселей эталона на изображении (образе);

4_20 – двухслойная НС с рецепторными полями 4×4 и 20×20 на первом и втором слоях соответственно и $R = 1$ на обоих слоях;

5_19 – двухслойная НС с рецепторными полями, равными на первом слое 5×5, на втором 19×19 и $R = 1$ на обоих слоях;

7_17 – двухслойная НС с рецепторными полями на первом слое 7×7, на втором 17×17 и $R = 1$ на обоих слоях;

9_15 – двухслойная НС с рецепторными полями на первом слое 9×9, на втором слое 15×15 и $R = 1$ на обоих слоях.

Таблица 1 – Результаты тестирования

Тип классификатора	Тип	Число объектов		Распознано объектов (в %)	Число ненайденных объектов	Нераспознано объектов (в %)	Число неправильно распознанных объектов	Неправильно распознано объектов (в %)	Суммарная ошибка (в %)
		всего	найдено						
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Изображение Me_5a0									
Корреляция	2	18	18	100	0	0	3	16,67	
	1	43	41	95,35	2	4,65	11	25,58	
	По всем	61	59	96,72	2	3,27	14	22,95	26,23
23x23	2	18	18	100	0	0	2	11,11	
	1	43	41	95,35	2	4,65	2	4,65	
	По всем	61	59	96,72	2	3,28	4	6,56	9,84
4_20	2	18	18	100	0	0	2	11,11	
	1	43	42	97,67	1	2,33	1	2,33	
	По всем	61	60	98,36	1	1,64	3	4,92	6,55
5_19	2	18	18	100	0	0	2	11,11	
	1	43	43	100	0	0	1	2,33	
	По всем	61	61	100	0	0	3	4,92	4,92
7_17	2	18	18	100	0	0	2	11,11	
	1	43	41	95,35	2	4,65	1	2,33	
	По всем	61	59	96,72	2	3,28	3	4,92	8,20
9_15	2	18	18	100	0	0	3	16,67	
	1	43	37	86,05	6	13,95	0	0	
	По всем	61	55	90,16	6	9,84	3	4,92	14,75

Продолжение табл. 1

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Изображение Me_5c0									
Корре-ляция	2	35	34	97,14	1	2,86	1	2,86	
	1	13	5	38,46	8	61,54	1	7,69	
	По всем	48	39	81,25	9	18,75	2	4,17	22,92
23x23	2	35	33	94,29	2	5,71	0	0	
	1	13	2	15,38	11	84,62	0	0	
	По всем	48	35	72,91	13	27,08	0	0	27,08
4_20	2	35	31	88,57	4	11,43	0	0	
	1	13	5	38,46	8	61,54	0	0	
	По всем	48	36	75	12	25	0	0	25
5_19	2	35	33	94,29	2	5,71	0	0	
	1	13	13	100	0	0	0	0	
	По всем	48	46	95,83	2	4,17	0	0	4,17
7_17	2	35	35	100	0	0	1	2,86	
	1	13	11	84,62	2	15,38	4	30,77	
	По всем	48	46	95,83	2	4,17	5	10,42	14,58
9_15	2	35	33	94,29	2	5,71	2	5,71	
	1	13	1	7,69	12	92,31	0	0	
	По всем	48	34	70,83	14	29,17	2	4,17	33,33
Изображение Me_be0									
Корре-ляция	2	28	28	100	0	0	1	3,57	
	1	152	140	92,11	12	7,89	6	3,95	
	По всем	180	168	93,33	12	6,67	7	3,89	10,56
23x23	2	28	28	100	0	0	0	0	
	1	152	129	84,87	23	15,13	1	0,66	
	По всем	180	157	87,22	23	12,78	1	0,56	13,33
4_20	2	28	28	100	0	0	0	0	
	1	152	138	90,79	14	9,21	0	0	
	По всем	180	166	92,22	14	7,78	0	0	7,78
5_19	2	28	28	100	0	0	0	0	
	1	152	141	92,76	11	7,24	0	0	
	По всем	180	169	93,89	11	6,11	0	0	6,11
7_17	2	28	28	100	0	0	2	7,14	
	1	152	143	94,08	9	5,92	1	0,66	
	По всем	180	171	95	9	5	3	1,67	6,67
9_15	2	28	28	100	0	0	1	3,57	
	1	152	117	76,97	35	23,03	0	0	
	По всем	180	145	80,56	35	19,44	1	0,56	20

Продолжение табл. 1

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Изображение Me_430									
Корреляция	2								
	1	65	63	96,92	2	3,08	1	1,54	
	По всем	65	63	96,92	2	3,08	1	1,54	4,62
23x23	2								
	1	65	54	83,08	11	16,92	0	0	
	По всем	65	54	83,08	11	16,92	0	0	16,92
4_20	2								
	1	65	54	83,08	11	16,92	1	1,54	
	По всем	65	54	83,08	11	16,92	1	1,54	18,46
5_19	2								
	1	65	63	96,92	2	3,08	4	6,15	
	По всем	65	63	96,92	2	3,08	4	6,15	9,23
7_17	2								
	1	65	43	66,15	22	33,85	1	1,54	
	По всем	65	43	66,15	22	33,85	1	1,54	35,38
9_15	2								
	1	65	31	47,69	34	52,31	1	1,54	
	По всем	65	31	47,69	34	52,31	1	1,54	53,85

На графике (рис. 6) дана обобщенная информация о результатах эксперимента. По оси ординат отложены значения столбца 10 для каждой архитектуры классификатора, по оси абсцисс отложены типы архитектур по мере их усложнения. Приводятся графики результатов экспериментов для каждого тестового изображения: Me_5a0 – синий, Me_5c0 – розовый, Me_be0 – желтый, Me_430 – голубой.

Как видно из графика, наилучшей структурой сети является 5_19, она дает наименьший процент ошибки по всем тестовым изображениям.

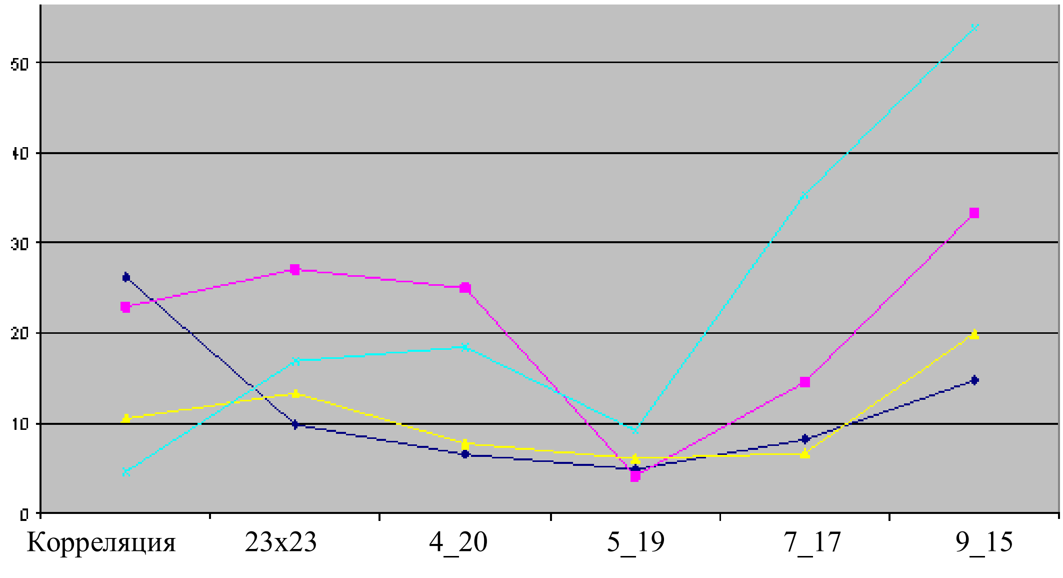


Рисунок 6 – График зависимости ошибки от структуры НС

Каждый из критериев вычислялся по следующим формулам:

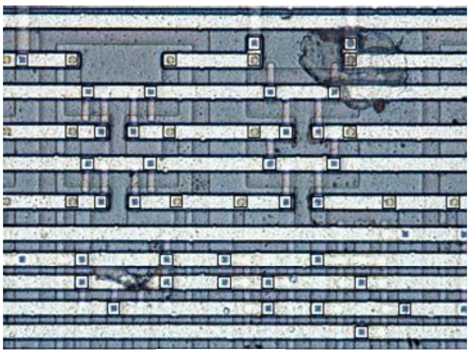
$$R = \frac{r}{c},\ M = \frac{m}{c},\ W = \frac{w}{c},\ N = \frac{n}{c},$$

где c – общее количество объектов; $r = c - m - w$ – количество правильно классифицированных объектов; m – количество нераспознанных объектов; w – количество объектов, отнесенных к неправильному классу; n – количество областей, не являющихся объектами, но отнесенных к одному из классов. Были получены следующие результаты: R = 94,55 %; M = 5,29 %; W = 0,16 %; N = 8,8 %.

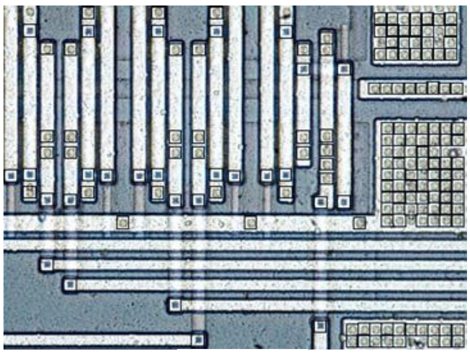
Результаты тестов для архитектуры 5_19 приведены на рис. 7. Квадратами отмечены области, отнесенные к объектам. На рис. 7*д* кружком другого цвета показаны фрагменты ИС, содержащие ошибки распознавания: нераспознанные объекты либо ошибочно отнесенные к объектам области.

Заключение

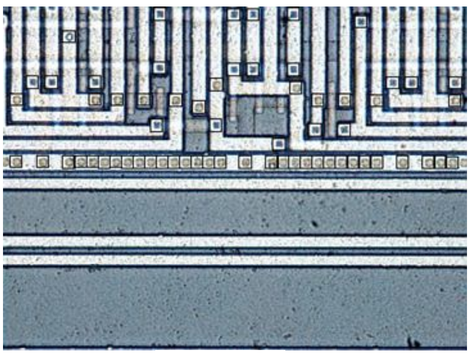
Нейросетевая технология обработки изображений топологии ИС заключается в использовании моделей интеллектуальных НС для основных этапов обработки объектов топологии, критичных для принятия решения при идентификации на изображениях области металлизации, контактных площадок и других топологических объектов, и классификации объектов. Возможность использования множества конкурирующих нейросетевых архитектур обеспечивает стабильность и снижение вычислительной сложности процесса обучения при нечеткой информации об объектах топологии, улучшая при этом качество распознавания.



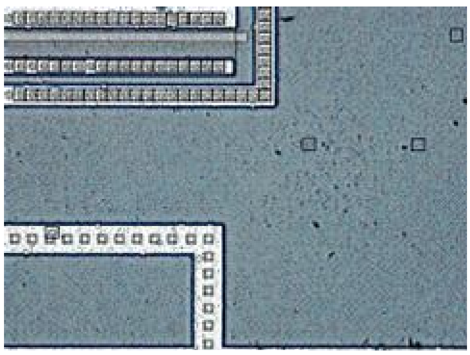
а)



б)



в)



г)



д)

Рисунок 7 – Результаты тестов на изображениях:
а) Me_5a0; *б*) Me_5c0; *в*) Me_be0; *г*) Me_430; *д*) ошибки распознавания

Заметим, что сфера приложений ряда предложенных методов и алгоритмов не ограничивается лишь рассмотренной предметной областью. Описанная технология обработки апробирована также при решении таких практических задач, как идентификация болезни сельскохозяйственных полей по цветовым характеристикам изображений растений, управление мобильным роботом, сегментация многоспектральных изображений для тематической обработки изображений земной поверхности.

Литература

1. Галушкин А.И. Теория нейронных сетей. Кн. 1: Учеб. пособие для вузов / Под общей ред. А.И. Галушкина – М.: ИПРЖР, 2000. – 528 с.
2. Сигеру Омату. Нейроуправление и его приложения. Кн. 2: Пер. с англ. Н.В. Батина / Под ред. А.И. Галушкина, В.А. Птичкина – М.: ИПРЖР, 2000. – 272 с.
3. Головко В.А. Нейронные сети: обучение, организация и применение. Кн. 4: Учеб. пособие для вузов / В.А. Головко; под общей ред. А.И. Галушкина. – М.: ИПРЖР, 2001. – 256 с.
4. Терехов В.А. Нейросетевые системы управления / В.А. Терехов – СПб.: Изд-во СПб. университета, 1999. – 265 с.
5. Fukushima K. Neocognitron: A neural network model for a mechanism of visual pattern recognition / K. Fukushima, S. Miyake, T. Ito // IEEE Trans. Syst., Man, Cybern., V. SMC-13. – 1983. – P. 826-834.
6. Reid M. B. Simultaneous position, scale, and rotation invariant pattern classification using third-order neural networks / M.B. Reid, L. Spirkovska, E. Ochoa // International Journal of Neural Networks – Research & Applications. – 1989. – № 1 (3) – P. 154–159.
7. Vaillant R., Original approach for the localisation of objects in images / R. Vaillant, C. Monrocq, Y. LeCun // IEE Proc. on Vision, Image, and Signal Processing. – 1994. – № 141(4). – P. 245-250.
8. Дудкин А.А. Нейросетевая технология распознавания объектов топологии интегральных микросхем (в печати).
9. Ваткин М.Е. Многослойная нечеткая нейронная сеть для классификации объектов на полутоновых изображениях / М.Е. Ваткин, А.А. Дудкин // Информатика / ОИПИ НАН Беларуси. – 2005. – № 3. – С. 60-72.
10. Дудкин А.А. Нечеткая нейронная сеть для классификации объектов на полутоновых изображениях / А.А. Дудкин, М.Е. Ваткин // Интеллектуальные и многопроцессорные системы 2005. – Дивноморское (Россия). – 2005 – ТРТУ – Таганрог, 2005. – Т. 2. – С. 188-192.

О.А. Дудкін

Неокогнітрон для розпізнавання об’єктів топології інтегральних мікросхем

З метою поліпшення характеристик обробки інформації і точності розпізнавання проводиться аналіз структури НС «неокогнітрон» і описується вибір архітектури розробленої багатошарової НС, яка реалізує багаторівневий процес розпізнавання об’єктів топології інтегральних мікросхем.

A.A. Doudkin

Neocognitron for Layout Objects Recognition of Integrated Circuits

Analysis of neocognitron structure is carried out in order to improve parameters of data processing and recognition accuracy. A choice of the multi layered neural network architecture is described for multilevel recognition process of integrated circuits layout objects.

Статья поступила в редакцию 28.07.2008.